



Peramalan Jumlah Pengunjung Jatim Park 1 Menggunakan ARIMA *Box-Jenkins*

Nama : Reshynta Veronica

NRP : 1311.030.081



Peramalan Jumlah Pengunjung Jatim Park 1 Menggunakan ARIMA *Box-Jenkins*

Nama : Reshynta Veronica

NRP : 1311.030.081

Dosen Pembimbing:

Dr. Drs. Brodjol Sutijo Suprih Ulama, M.Si
PROGRAM STUDI DIII JURUSAN STATISTIKA FMIPA ITS
SURABAYA

2015



Agenda

BAB 1

- ✓ Latar Belakang
- ✓ Rumusan Masalah
- ✓ Tujuan Penelitian
- ✓ Manfaat Penelitian
- ✓ Batasan Penelitian

BAB 2

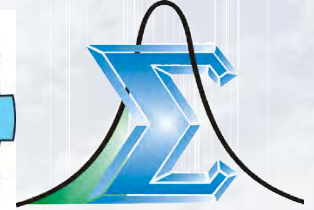
- ✓ Konsep *Time Series*
- ✓ Identifikasi Model Time Series
- ✓ Estimasi Parameter
- ✓ Pengujian Asumsi Residual
- ✓ Pemilihan Model Terbaik
- ✓ Deteksi Outlier

BAB 3

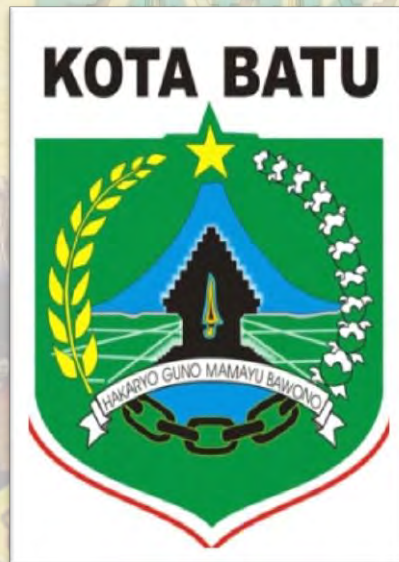
- ✓ Sumber Data
- ✓ Variabel Penelitian
- ✓ Langkah-langkah analisis
- ✓ Diagram Alir

BAB 4

BAB 5



Latar Belakang



INDUSTRI PARIWISATA







RUMUSAN MASALAH

- Bagaimana karakteristik pengunjung Jatim Park I?
- Bagaimana model ARIMA terbaik untuk peramalan jumlah pengunjung Jatim Park I pada periode selanjutnya ?
- Bagaimana hasil peramalan jumlah pengunjung Jatim Park I pada periode selanjutnya ?



Tujuan Penelitian

Mengetahui karakteristik pengunjung Jatim Park I.

Memperoleh model ARIMA terbaik dari data pengunjung Jatim Park I.

Mengetahui kinerja metode ARIMA untuk peramalan jumlah pengunjung Jatim Park I pada periode selanjutnya.



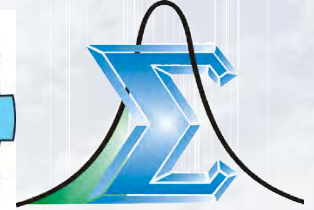
Manfaat

Manfaat penelitian di bidang peramalan ini diharapkan dapat menjadi tambahan informasi dan sebagai saran bagi pengambilan kebijakan pihak Jatim Park 1 mengenai jumlah pengunjung di Jatim Park I.



Batasan Masalah

Batasan penelitian ini adalah data yang diperoleh dari Dinas Kebudayaan dan Pariwisata Kota Batu mengenai jumlah pengunjung Jatim Park 1 pada tahun 2008-2014.



Konsep *Time Series*



Peramalan adalah kegiatan untuk memperkirakan suatu yang akan terjadi di periode selanjutnya dan sebagai tolak ukur untuk pengambilan keputusan, sehingga menghasilkan suatu keadaan yang diinginkan dari keputusan yang di ambil. Ada dua jenis model peramalan yang utama yaitu model deret berkala (*Time Series*) dan model regresi (kausal). (Makridakis, Wheelwright dan Mc Gee, 1999)

Pada *Time Series* pendugaan masa depan dilakukan berdasarkan nilai masa lalu dari suatu variabel atau kesalahan masa lalu. Model deret berkala merupakan urutan observasi yang berdasarkan pada interval waktu, dengan tujuan mempelajari time series adalah memahami dan memberikan gambaran untuk membuat suatu mekanisme peramalan nilai masa depan dan optimilisasi sistem kontrol. Rangkaian data pengamatan time series dinyatakan sebagai variabel random Z_t yang didapatkan berdasarkan indeks waktu tertentu (t_i) dengan $i=1,2,...,n$. Penulisan data time series adalah $\{Z_{t1}, Z_{t2}, Z_{t3}, ..., Z_{tn}\}$ (Wei, 2006).



STATIONERITAS DATA

STATIONER DALAM
MEAN

Apabila tidak
stationer
dalam mean

Differencing

$$W_t = Z_t - Z_{t-1}$$

STATIONER
VARIANS

Apabila tidak
stationer
dalam varians

Transformasi Box-Cox

$$T(Z_t) = \frac{Z_t - 1}{\lambda}$$



Transformasi Box-Cox yang Umum Digunakan (Wei, 2006)

| Nilai Estimasi | Transformasi |
|----------------|------------------------|
| -1 | $\frac{1}{Z_t}$ |
| -0,5 | $\frac{1}{\sqrt{Z_t}}$ |
| 0 | $\ln(Z_t)$ |
| 0,5 | $\sqrt{Z_t}$ |
| 1 | Z_t |

Fungsi Autokorelasi ACF



- ACF dapat digunakan untuk mengidentifikasi model time series dan melihat kestasioneran data dalam (Wei,2006).

$$\hat{\rho}_k = \frac{\hat{\gamma}_k}{\hat{\gamma}_0} = \frac{\sum_{t=1}^{n-k} (Z_t - \bar{Z})(Z_{t+k} - \bar{Z})}{\sum_{t=1}^n (Z_t - \bar{Z})^2} \quad k = 0, 1, 2, \dots$$

dimana :

$$\bar{Z} = \sum_{t=1}^n \frac{Z_t}{n}$$

Fungsi Autokorelasi Parsial PACF



- Fungsi autokorelasi parsial digunakan sebagai alat untuk mengukur tingkat keeratan antara Z_t setelah dependensi antara variabel $Z_{t+1}, Z_{t+2}, Z_{t+3}, \dots, Z_{t+k-1}$ dihilangkan. (Wei, 2006).

$$\hat{\phi}_{k+1,k+1} = \frac{\hat{\rho}_{k+1} - \sum_{j=1}^k \hat{\phi}_{kj} \hat{\rho}_{k+1-j}}{1 - \sum_{j=1}^k \hat{\phi}_{kj} \hat{\rho}_j}$$

$$\hat{\phi}_{k+1,j} = \hat{\phi}_{kj} - \hat{\phi}_{k+1,k+1} \hat{\phi}_{k,k+1-j}$$

, dengan $j=1,2,\dots,k$

Identifikasi Model Time Series



- Pembentukan model ARIMA dapat dilihat dari hasil plot ACF dan PACF. Pola plot ACF dan PACF dalam pembentukan model adalah sebagai berikut (Wei,2006).

| Proses | ACF | PACF |
|------------|---------------------------------|---------------------------------|
| AR(p) | Turun cepat secara eksponensial | Terpotong setelah lag p |
| MA(q) | Terpotong setelah lag q | Turun cepat secara eksponensial |
| ARMA (p,q) | Turun cepat setelah lag (q-p) | Turun cepat setelah lag(q-p) |

Model ARIMA



Model *Box-Jenkins* (ARIMA) dapat dibagi ke dalam 3 kelompok yaitu.

- Model *autoregressive* (AR)
- Model *Moving Average* (MA) dan
- Model campuran ARIMA
(*Autoregressive Moving Average*)

1. Autoregressive Model (AR)



- Model autoregressive secara umum untuk proses AR orde ke- p atau model ARIMA($p,0,0$) dinyatakan sebagai berikut.

$$\dot{Z}_t = \phi_1 Z_{t-1} + \dots + \phi_p \dot{Z}_{t-p} + a_t$$

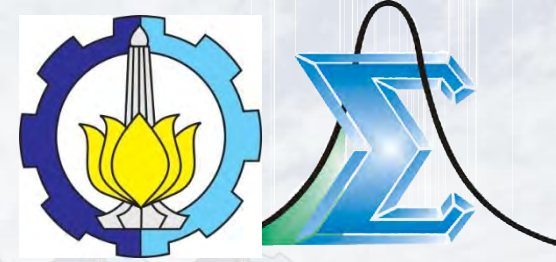
2. *Moving Average* Model (MA)



- Model *moving average* secara umum proses MA orde ke- q atau ARIMA $(0,0,q)$ dinyatakan sebagai berikut.

$$\hat{Z}_t = a_t - \theta_1 a_{t-1} - \dots - \theta_q a_{t-q}$$

3. Model campuran



Pada model campuran ada beberapa proses yang terbentuk, yaitu

- proses ARMA $\dot{Z}_t = \phi_1 Z_{t-1} + \dots + \phi_p \dot{Z}_{t-p} + a_t - \theta_1 a_{t-1} - \dots - \theta_q a_{t-q}$
- proses ARIMA $\phi_p(B)(1-B)^d \dot{Z}_t = \theta_q(B)a_t$
- proses ARIMA musiman

$$\Phi_p(B^s)(1-B^s)^D \dot{Z}_t = \Theta_Q(B^s)a_t$$

- proses ARIMA multiplikatif.

$$\Phi_P(B^s)\phi_p(B)(1-B)^d(1-B^s)^D \dot{Z} = \theta_q(B)\Theta_Q(B^s)a_t$$

Estimasi Parameter



- Salah satu metode penaksiran parameter yang dapat digunakan adalah *conditional least square* (CLS).
 - Metode ini bekerja dengan meminimumkan jumlah kuadrat error (SSE).
 - (Cryer dan Chan, 2008)

Pengujian Signifikansi Parameter



Misalkan β adalah suatu parameter pada model ARIMA (mencakup (ϕ, θ)) dan $\hat{\beta}$ adalah taksiran dari β maka pengujian signifikansi parameter dapat dinyatakan sebagai berikut.

Hipotesis :

$H_0 : \beta = 0$ (parameter tidak signifikan)

$H_1 : \beta \neq 0$ (parameter signifikan)

Statistik Uji :

$$t = \frac{\hat{\beta}}{SE(\hat{\beta})}$$

Daerah penolakan : Tolak H_0 jika $|t| > t_{\alpha/2; n-m}$

Dengan :

$SE(\hat{\beta})$: standar error dari nilai taksiran $\hat{\beta}$

m : banyaknya parameter yang ditaksir

Pengujian Asumsi Residual



Pemeriksaan diagnostik pada residual meliputi uji asumsi white noise berdistribusi normal. White noise merupakan proses dimana tidak terdapat korelasi dalam deret residual (Wei, 2006).

1. Pengujian asumsi white noise menggunakan uji Ljung Box dengan hipotesis sebagai berikut.

$H_0 : \rho_1 = \rho_2 = \dots = \rho_k = 0$ (residual tidak saling berkorelasi)

$H_1 : \text{minimal ada satu } \rho_k \neq 0$ (residual tidak saling berkorelasi),

Dengan $k=1,2,\dots,k$

Statistik Uji :

$$Q = n(n+2) \sum_{k=1}^K (n-k)^{-1} \widehat{\rho}_k^2$$

Dimana,

n : jumlah observasi dari data time series

$\widehat{\rho}_k$: taksiran autokorelasi residual lag k

Daerah penolakan : Tolak H_0 jika $Q > \chi_{\alpha, k-m}^2$ dengan $m=p+q$

(Wei, 2006).



1. Uji asumsi residual berdistribusi normal. Pengujian ini dilakukan dengan menggunakan Kolmogorov Smirnov (Daniel, 1989).

Hipotesis :

$H_0 : F(x) = F_0(x)$ (residual berdistribusi normal)

$H_1 : F(x) \neq F_0(x)$ (residual tidak berdistribusi normal)

Statistik Uji :

$$D_{hitung} = \sup_x |S(x) - F_0(x)|$$

Dalam uji Kolmogorov Smirnov

Dimana,

$S(x)$: (banyaknya nilai pengamatan dalam sampel yang kurang dari atau sama dengan x)/ n

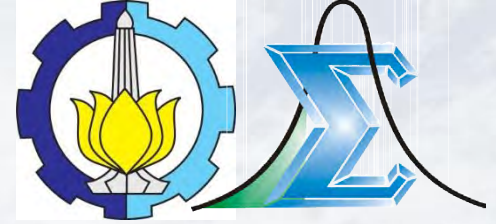
D : jarak vertikal terjauh antara $S(x)$ dan $F_0(x)$

$F_0(x)$: fungsi peluang kumulatif distribusi normal atau fungsi yang dihipotesiskan

Sup : nilai supremum (maksimum) semua x dari $|S(x) - F_0(x)|$

Daerah penolakan : Tolak H_0 jika $D > D_{(1-\alpha; n)}$ atau P-value $< \alpha$

Pemilihan Model Terbaik



- Akaike's Information Criterion (AIC)
 - Mempertimbangkan banyaknya parameter dalam model
- Schwartz's Bayesian Criterion (SBC)
 - Pemilihan model terbaik dengan mengikuti kriteria Bayesian

$$AIC(M) = n \ln \sigma_{\alpha}^2 + 2M$$

$$SBC(M) = n \ln \sigma_{\alpha}^2 + M \ln n$$

M = jumlah parameter

σ_{α}^2 = estimasi maksimum likelihood dari σ_{α}^2

n = jumlah pengamatan



- Mean Square Error (MSE) merupakan kriteria pemilihan model terbaik berdasarkan pada hasil sisa ramalannya digunakan untuk data out sample dengan rumus sebagai berikut.

$$MSE = \frac{\sum_{t=1}^n (Z_t - \hat{Z}_t)^2}{n}$$

Dimana,

Z_t : nilai sebenarnya pada waktu ke t

\hat{Z}_t : nilai dugaan pada waktu ke t

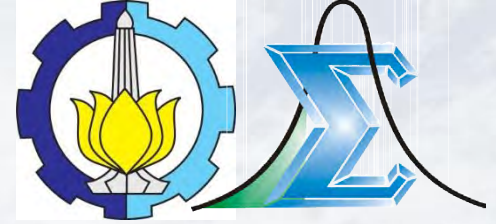
n : jumlah observasi dari data time series
(Wei,2006)

- Mean Absolute Percentage Error (MAPE) digunakan untuk mengetahui rata-rata harga mutlak dari persentase kesalahan tiap model, sedangkan Mean Absolute Error (MAE) digunakan untuk mengetahui rata-rata dari harga mutlak error pada data out sample. Model terbaik dipilih memiliki nilai kriteria error terkecil.

$$MAPE = \frac{\sum_{t=1}^n \left| \frac{Z_t - \hat{Z}_t}{Z_t} \right|}{n} \times 100\%$$

$$MAE = \frac{\sum_{t=1}^n |Z_t - \hat{Z}_t|}{n}$$

Deteksi Outlier



- Deteksi time series outlier pertama kali ditemukan oleh Fox (1992), dimana ada 2 model yang dikenalkan yaitu **additive** dan **innovational**.

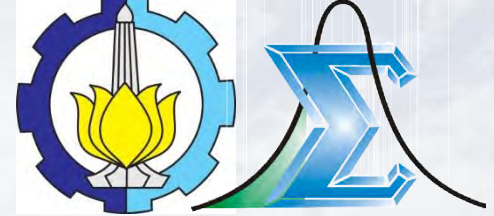
- Model additive outliers didefinisikan sebagai berikut.

$$\begin{aligned} Z_t &= \begin{cases} X_t, t \neq T \\ X_t + \omega, t = T \end{cases} \\ &= X_t + \omega I_t^{(T)} \\ &= \frac{\theta(B)}{\phi(B)} a_t + \omega I_t^{(T)} \end{aligned}$$

Dimana

$$I_t^{(T)} = \begin{cases} 1, t = T \\ 0, t \neq T \end{cases}$$

Adalah variabel yang menjelaskan ada atau tidaknya outliers pada waktu T



Model innovational outliers (IO) didefinisikan sebagai berikut.

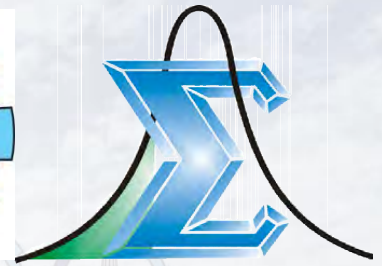
$$\begin{aligned} Z_t &= X_t + \frac{\theta(B)}{\phi(B)} \omega I_t^{(T)} \\ &= \frac{\theta(B)}{\phi(B)} (a_t + \omega I_t^{(T)}) \end{aligned}$$

Karena itu additive outliers hanya mempengaruhi observasi ke T, Z_t , sedangkan innovational outliers mempengaruhi semua observasi Z_T, Z_{T+1}, \dots , diluar waktu T , melalui sistem yang dijelaskan oleh $\frac{\theta(B)}{\phi(B)}$.

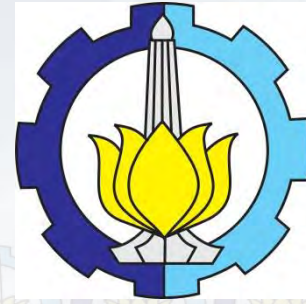
Model outlier umum dengan k outlier yang beragam dapat dituliskan sebagai berikut.

$$Z_t = \sum_{j=1}^k \omega_j v_j(B) I_t^{(T)} + X_t$$

Dimana, $X_T = (\theta(B) / \phi(B)) a_t$, $V_j(B) = 1$ untuk AO dan $V_j(B) = \theta(B) / \phi(B)$ untuk IO pada waktu $t=T_j$.



Sumber Data



Data sekunder yang diperoleh dari Dinas Kebudayaan dan Pariwisata Kota Batu mengenai jumlah pengunjung bulanan Jatim Park I dari periode bulan Januari 2008 sampai Desember 2014.

Langkah Analisis



Adapun langkah-langkah analisis yang digunakan dalam analisis penelitian ini adalah sebagai berikut.

1. Mendeskripsikan data jumlah pengunjung yang sudah didapatkan dari Dinas Kebudayaan dan Pariwisata Kota Batu menggunakan analisis statistika deskriptif

2. Membagi data time series menjadi **data in sample** (tahun 2008-2013) dan **out-sample** (tahun 2014) untuk validasi.

3. Membuat time series plot, plot ACF dan PACF pada **data in sample** untuk melakukan identifikasi pola time series data jumlah pengunjung Jatim Park 1

4. Jika data tidak stationer terhadap varians dan mean, maka dilakukan transformasi box-cox jika tidak stationer terhadap varians dan apabila tidak stationer dalam mean dilakukan differencing.

5. Identifikasi dan membuat model dugaan berdasarkan plot ACF dan PACF dari data yang sudah stationer

6. Melakukan penaksiran dan pengujian signifikansi parameter, apakah parameter sudah signifikan atau tidak. Jika signifikan lanjut ke langkah selanjutnya, jika tidak maka membuat model dugaan yang lain

7. Melakukan uji kebaikan model pada residual dengan menggunakan uji asumsi white noise dan asumsi berdistribusi normal

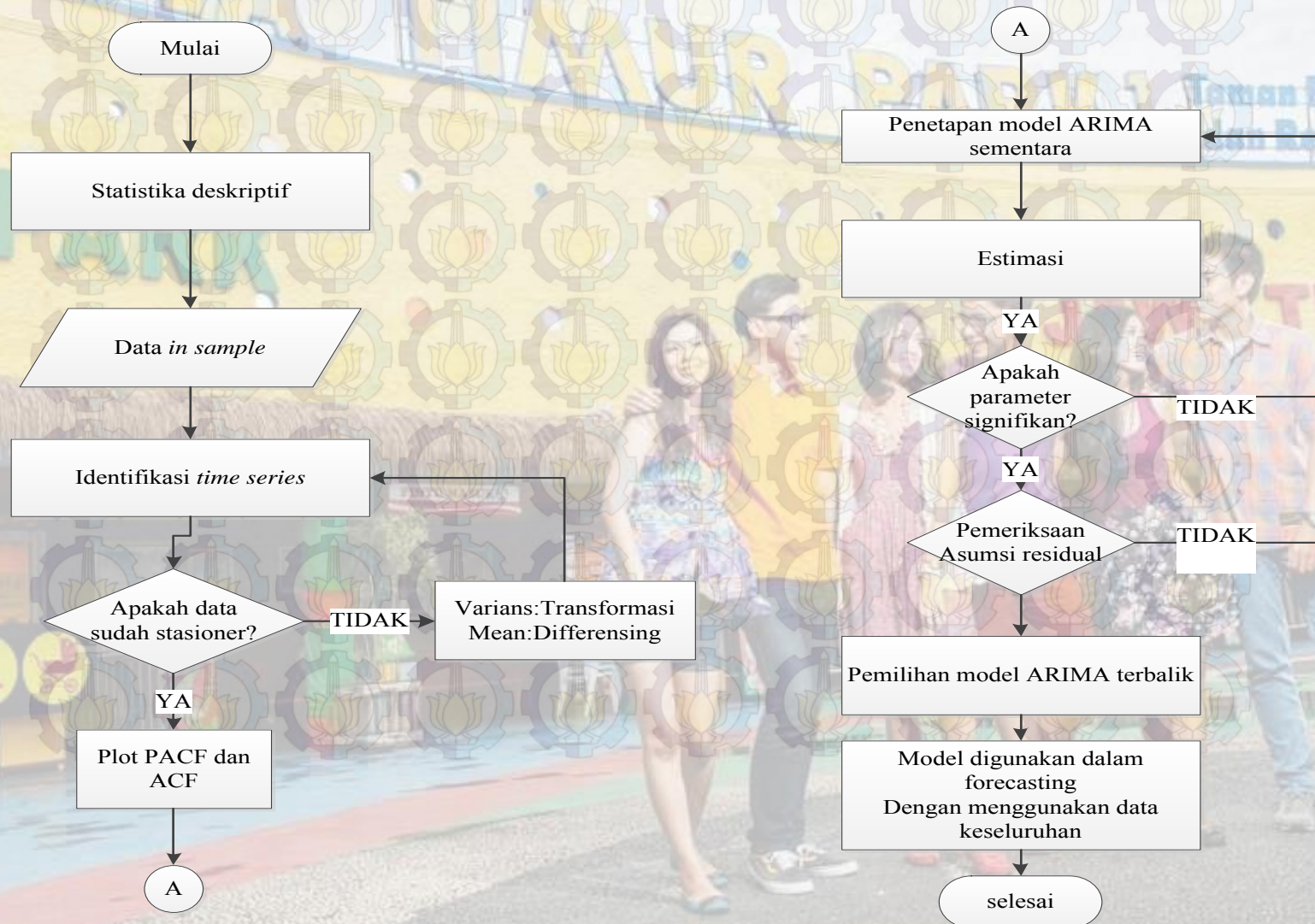
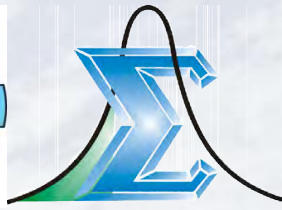
8. Jika asumsi telah terpenuhi, melakukan peramalan beberapa periode ke depan sesuai dugaan model yang telah didapatkan. Peramalan dilakukan sebanyak periode yang sesuai dengan banyaknya data out sample, selanjutnya dihitung nilai error pada *in sample* menggunakan AIC dan SBC sedangkan *out sample* menggunakan MSE, MAPE dan MPE yang nantinya juga akan digunakan untuk menentukan model yang paling tepat

9. Membandingkan beberapa model terpilih yang mungkin diterapkan pada data dengan melihat kriteria nilai error baik pada data *in sample* maupun *out sample*. Model terbaik akan diterapkan untuk prediksi ke depan

10. Setelah terpilih satu model yang paling baik, maka peramalan ke depan dilakukan dengan melibatkan semua data

11. Penarikan kesimpulan berdasarkan hasil peramalan

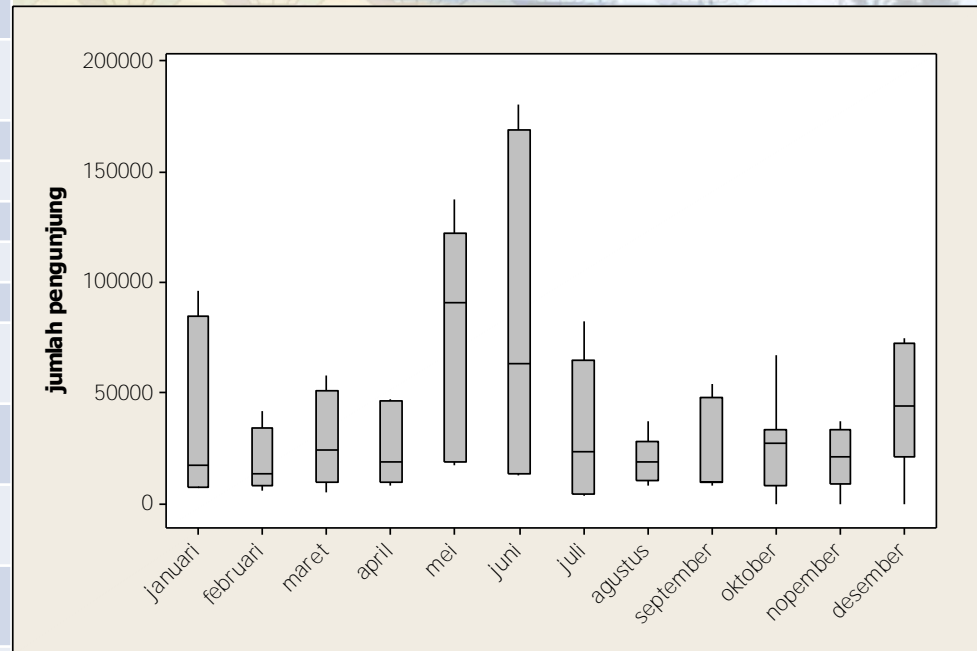
Diagram Alir



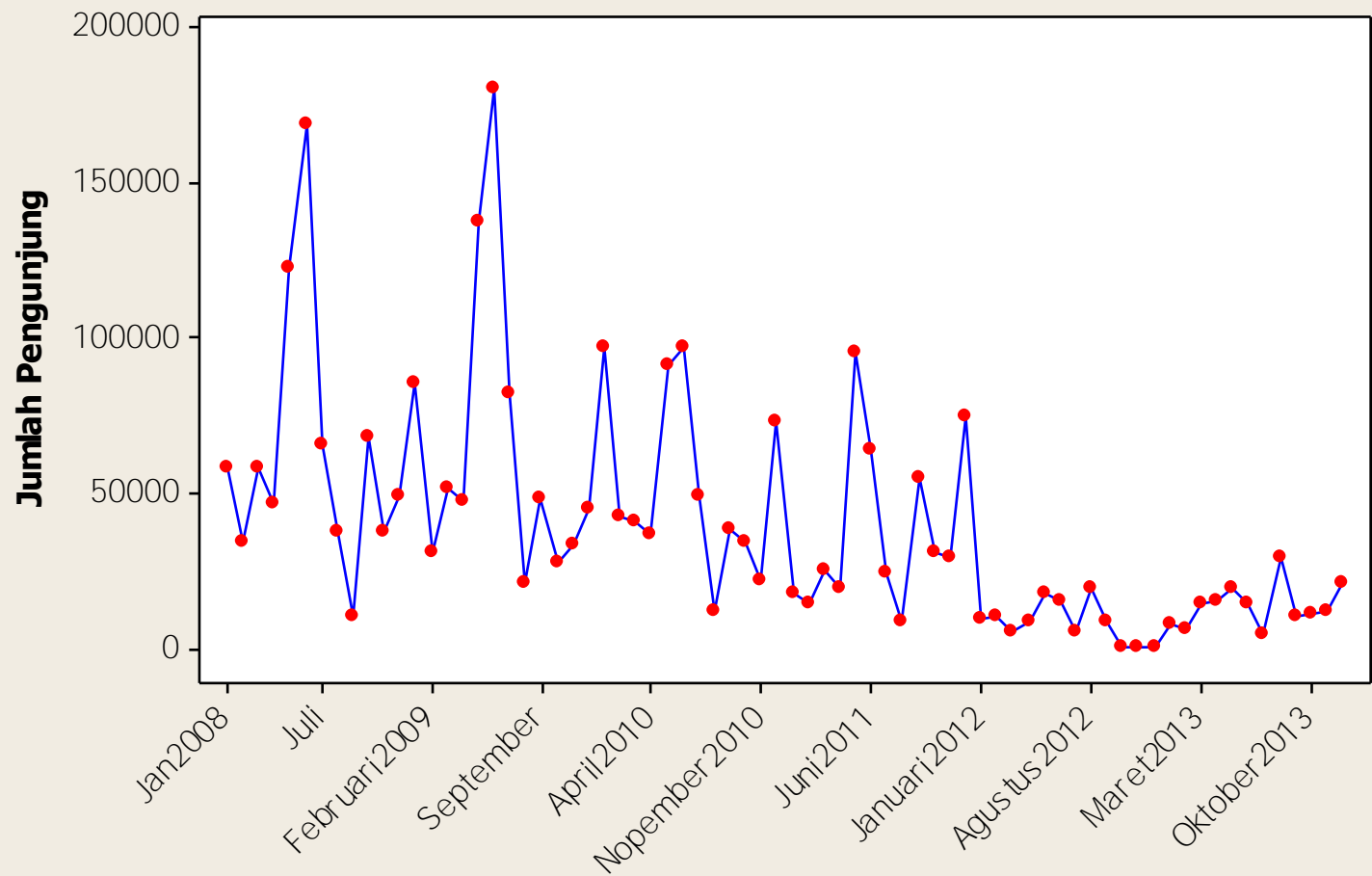


Deskriptif Jumlah Pengunjung Jatim Park Tahun 2008-2014

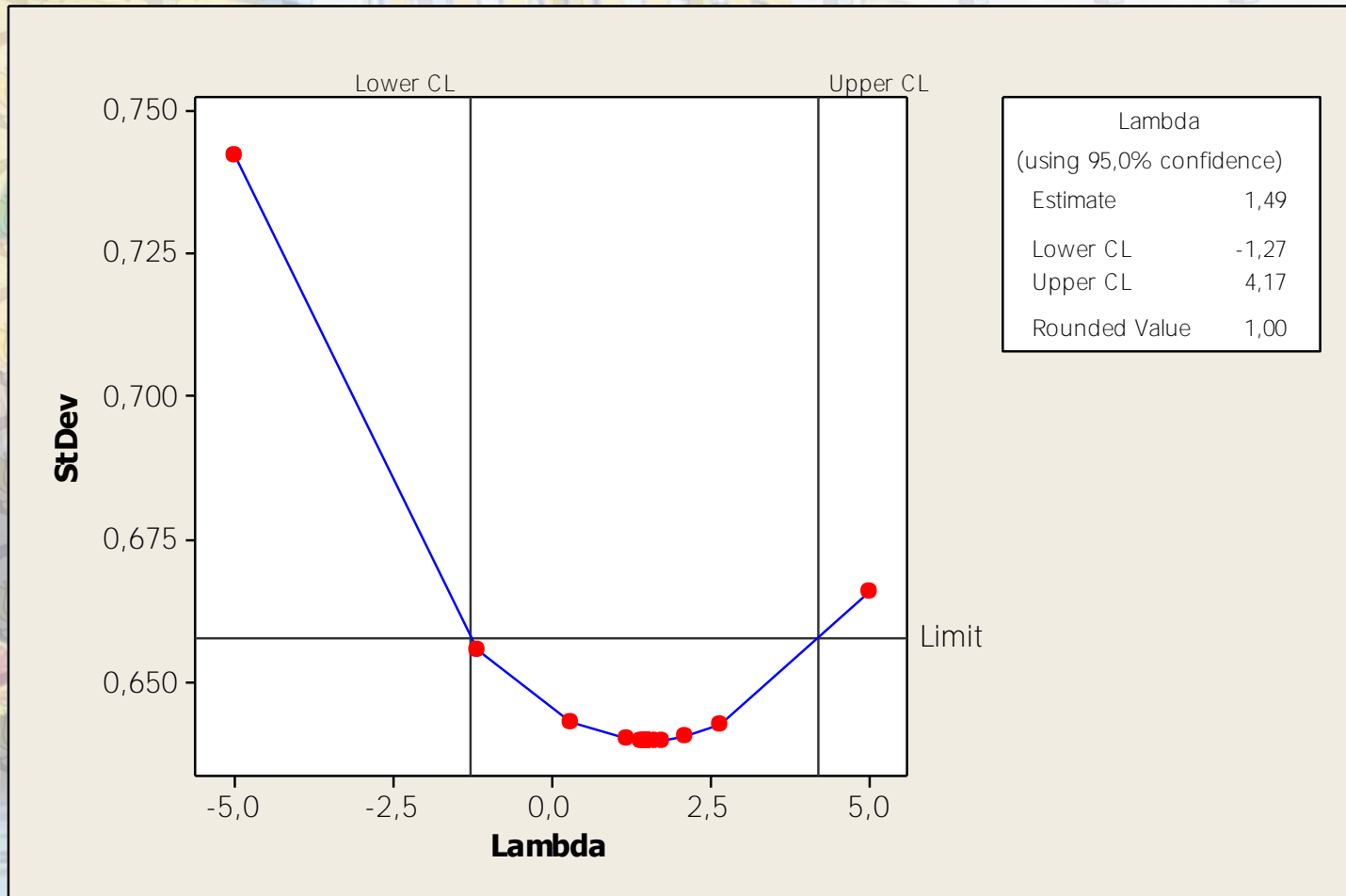
| Bulan | Rata-rata | Standar Deviasi | Minimum | Maksimum |
|-----------|-----------|-----------------|---------|----------|
| januari | 40196 | 38994 | 7645 | 96759 |
| februari | 20705 | 14555 | 5689 | 42094 |
| maret | 29235 | 21104 | 4946 | 58252 |
| april | 26037 | 16964 | 8292 | 47323 |
| mei | 72420 | 51413 | 17559 | 137598 |
| juni | 78840 | 72696 | 13166 | 180507 |
| juli | 34650 | 30921 | 3888 | 82233 |
| agustus | 19423 | 10591 | 8567 | 37396 |
| september | 25386 | 20571 | 8036 | 54292 |
| oktober | 25450 | 22472 | 0 | 67595 |
| november | 20326 | 13757 | 0 | 37177 |
| desember | 40967 | 27526 | 0 | 74749 |
| Total | 433635 | 341564 | 77788 | 915975 |



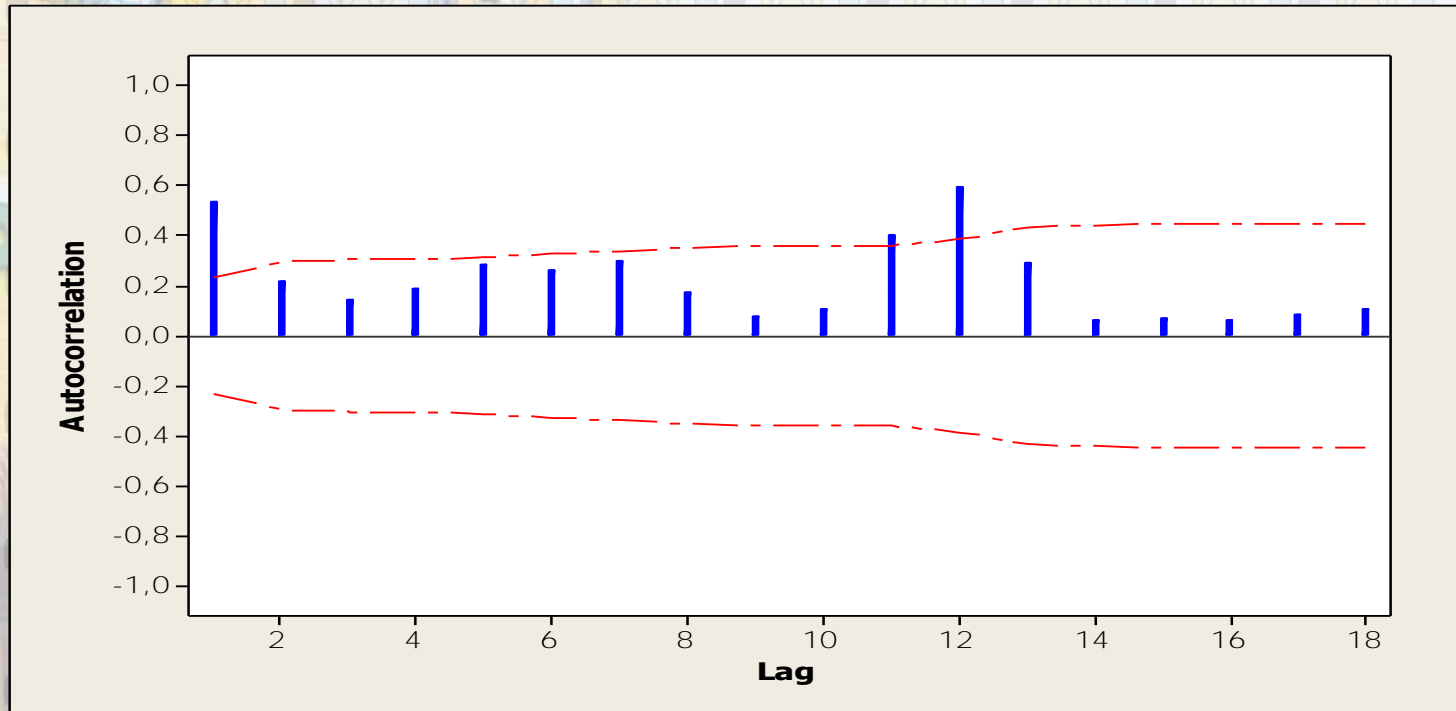
Time Series Plot Jumlah Pengunjung Jatim Park I



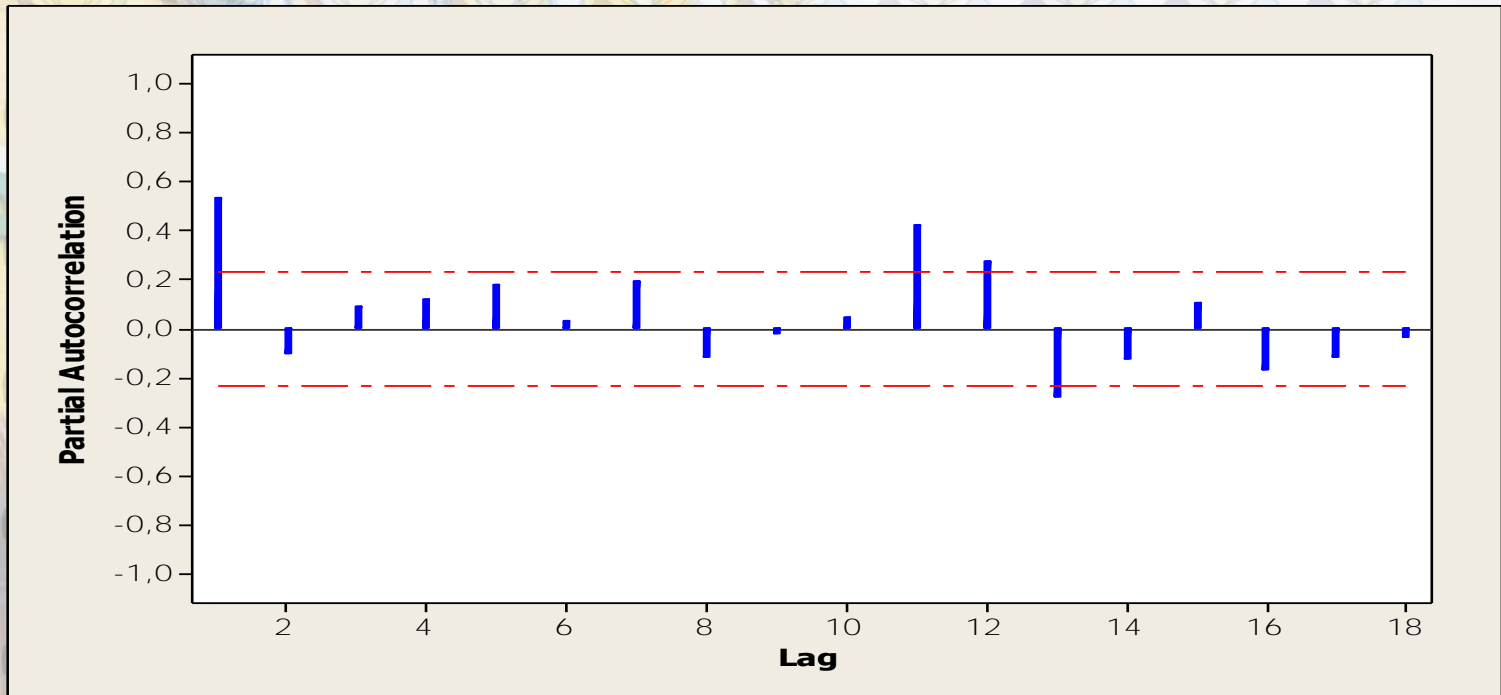
Transformasi *Box-Cox*



Autocorrelation Partial Function

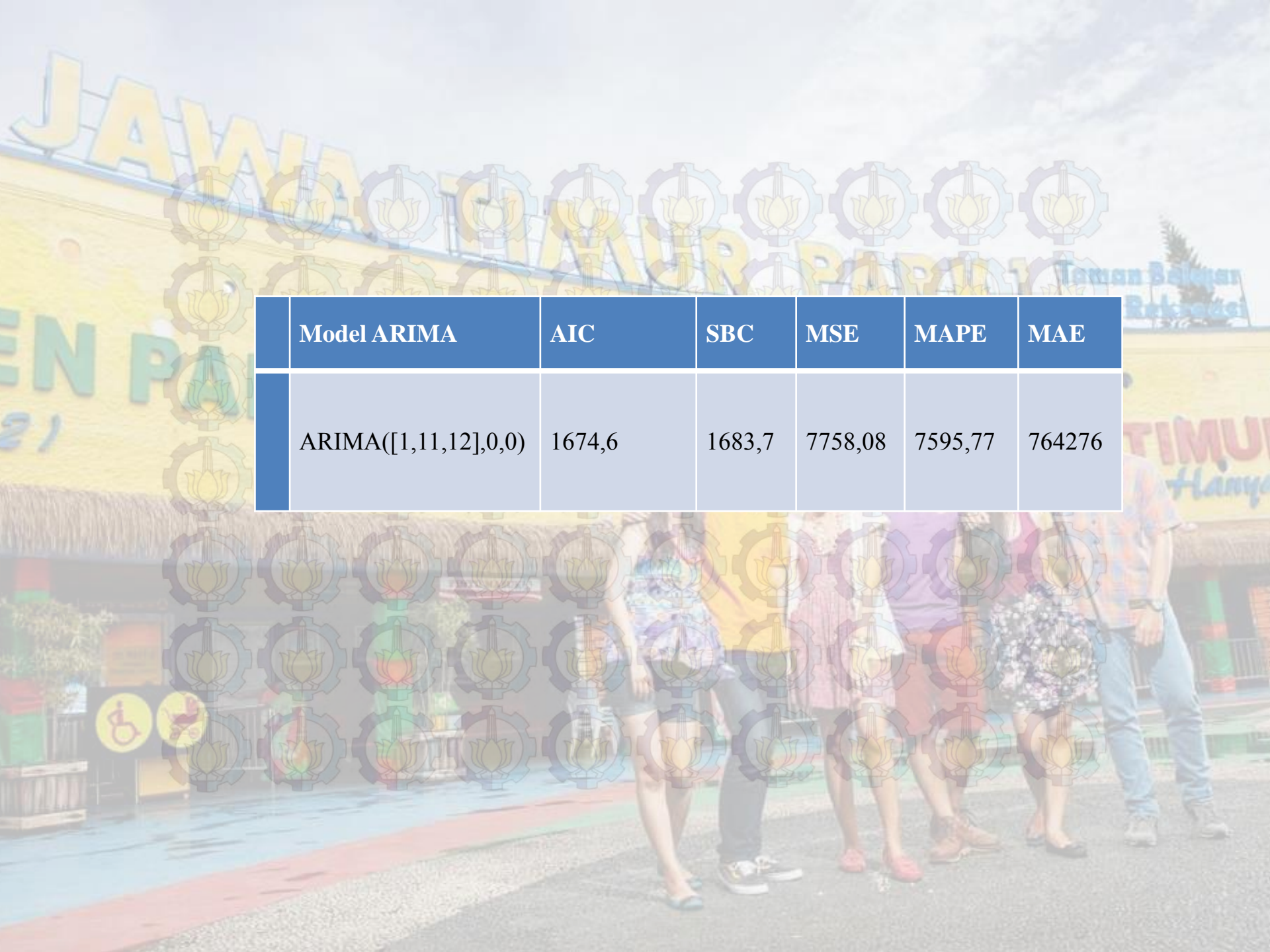


Partial Autocorrelation Function

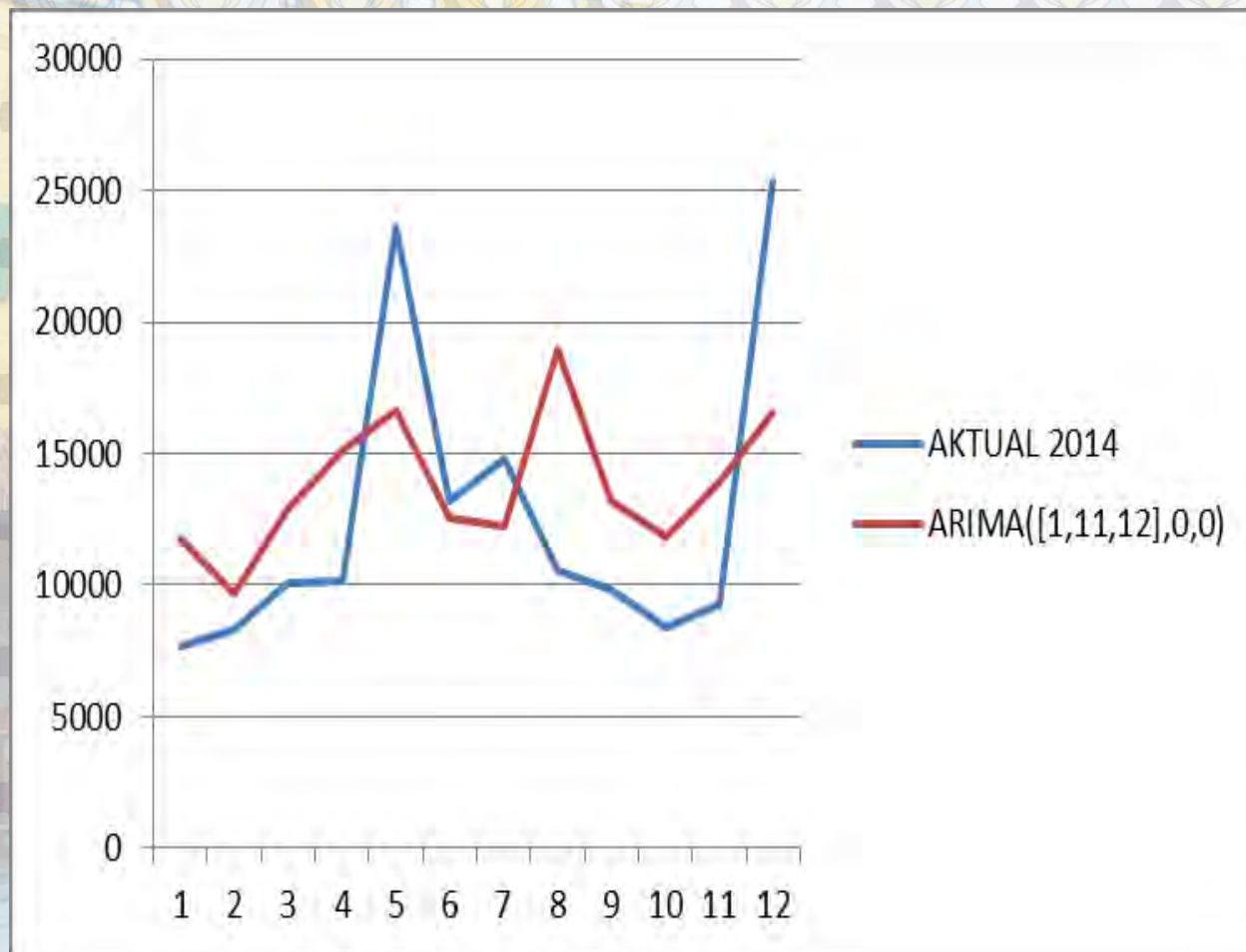


| | Model ARIMA | Parameter | Estimasi | Standard Error | t-value | p-value |
|--|-----------------------------------|-----------|----------|----------------|---------|---------|
| | (0,0,12) | MA(12) | -0,7124 | 0,10216 | -6,97 | 0,0001 |
| | (12,0,12) | MA(12) | -0,34439 | 0,18981 | -1,01 | 0,074 |
| | | AR(12) | 0,4735 | 0,17794 | 2,66 | 0,0097 |
| | ([1,11,12],0,0) | AR(1) | 0,33943 | 0,08755 | 3,88 | 0,0002 |
| | | AR(11) | 0,22049 | 0,0975 | 2,65 | 0,0269 |
| | | AR(12) | 0,44008 | 0,1126 | 3,91 | 0,0002 |
| | | AR(1) | 0,55104 | 0,1187 | 4,64 | 0,0001 |
| | ([1,11,13],0,0) | AR(11) | 0,41068 | 0,09706 | 4,23 | 0,0001 |
| | | AR(13) | -0,07536 | 0,12954 | -0,58 | 0,5627 |
| | | AR(11) | 0,2549 | 0,10689 | 2,43 | 0,0179 |
| | ([11,12,13],0,0) | AR(12) | 0,6015 | 0,12679 | 4,74 | 0,0001 |
| | | AR(13) | 0,138493 | 0,10912 | 1,27 | 0,2073 |
| | | AR(1) | 0,46254 | 0,10964 | 4,22 | 0,0001 |
| | ([1,12,13],0,0) | AR(12) | 0,59743 | 0,10271 | 5,82 | 0,0001 |
| | | AR(13) | -0,26858 | 0,12168 | -2,21 | 0,0302 |
| | | AR(12) | 0,68759 | 0,11253 | 6,1 | 0,0001 |
| | ([12,13],0,0) | AR(13) | 0,02671 | 0,11403 | 0,23 | 0,8155 |
| | | MA(1) | 0,12123 | 0,26877 | 0,45 | 0,6534 |
| | | MA(12) | -0,59423 | 0,10897 | -5,45 | 0,0001 |
| | (1,0,0)(1,0,1) ¹² | AR(1) | 0,5495 | 0,22327 | 2,46 | 0,0164 |
| | | AR(1) | 0,55983 | 0,15598 | 3,59 | 0,0006 |
| | | AR(1) | -0,13272 | 0,18908 | -0,7 | 0,4851 |
| | (1,0,0)(1,0,0) ¹² | AR(12) | 0,608 | 0,10208 | 5,96 | 0,0001 |
| | | AR(1) | -0,2011 | 0,25838 | -0,08 | 0,9382 |
| | | AR(11) | 0,16808 | 0,12191 | 1,38 | 0,1725 |
| | ([1,11],0,0)(1,0,0) ¹² | AR(1) | 0,46273 | 0,22592 | 2,05 | 0,0445 |
| | | AR(12) | 0,58603 | 0,10973 | 5,34 | 0,0001 |
| | | AR(11) | 0,1724 | 0,12049 | 1,43 | 0,157 |
| | ([11],0,0)(1,0,0) ¹² | AR(1) | 0,44568 | 0,10884 | 4,09 | 0,001 |
| | | AR(12) | 0,58279 | 0,10194 | 5,79 | 0,001 |
| | | AR(1) | 0,34022 | 912,0498 | 0 | 0,9992 |
| | (12,0,0)(1,0,0) ¹² | AR(12) | 0,44905 | 0,1104 | 4,02 | 0,0001 |
| | | AR(1) | 0,3391 | 912,08358 | 0 | 0,9997 |
| | | AR(13) | 0,12533 | 0,1265 | 0,99 | 0,3252 |

| Model ARIMA | RESIDUAL WHITE NOISE | | NORMALITAS | |
|-----------------|----------------------|---------|------------|---------|
| | Lag | p-value | KS | p-value |
| (0,0,12) | 6 | 0,0001 | 0,087936 | 0,15 |
| | 12 | 0,0001 | | |
| | 18 | 0,0004 | | |
| | 24 | 0,0009 | | |
| ([1,11,12],0,0) | 6 | 0,5598 | 0,101593 | 0,0657 |
| | 12 | 0,3241 | | |
| | 18 | 0,6227 | | |
| | 24 | 0,5819 | | |
| ([1,12,13],0,0) | 6 | 0,5235 | 0,13457 | 0,01 |
| | 12 | 0,242 | | |
| | 18 | 0,3791 | | |
| | 24 | 0,355 | | |
| (12,0,0) | 6 | 0,0001 | 0,144944 | 0,01 |
| | 12 | 0,0001 | | |
| | 18 | 0,0001 | | |
| | 24 | 0,0001 | | |
| ([1,12],0,0) | 6 | 0,6777 | 0,125707 | 0,01 |
| | 12 | 0,1053 | | |
| | 18 | 0,2394 | | |
| | 24 | 0,167 | | |
| (1,0,0) | 6 | 0,5541 | 0,192487 | 0,01 |
| | 12 | 0,0001 | | |
| | 18 | 0,0002 | | |
| | 24 | 0,0001 | | |
| (0,0,1) | 6 | 0,1239 | 0,183179 | 0,01 |
| | 12 | 0,0001 | | |
| | 18 | 0,0003 | | |
| | 24 | 0,0006 | | |



| | Model ARIMA | AIC | SBC | MSE | MAPE | MAE |
|--|----------------------|--------|--------|---------|---------|--------|
| | ARIMA([1,11,12],0,0) | 1674,6 | 1683,7 | 7758,08 | 7595,77 | 764276 |



$$(1 - \phi_1 B^1 - \phi_{11} B^{11} - \phi_{12} B^{12}) \dot{Z}_t = a_t$$

$$\dot{Z}_t - \phi_1 \dot{Z}_{t-1} - \phi_{11} \dot{Z}_{t-11} - \phi_{12} \dot{Z}_{t-12} = a_t$$

$$\dot{Z}_t = 0,33943a_{t-1} - 0,22049a_{t-11} - 0,44008a_{t-12}$$

Dengan :

$$\dot{Z}_t = Z_t - \mu$$



| Bulan | Tahun | Hasil peramalan ARIMA([1,11,12],0,0) |
|-----------|-------|--------------------------------------|
| Januari | 2015 | 17129,9934 |
| Februari | 2015 | 14475,3666 |
| Maret | 2015 | 14261,3176 |
| April | 2015 | 1077,6283 |
| Mei | 2015 | 11005,8216 |
| Juni | 2015 | 9590,8167 |
| Juli | 2015 | 13758,6602 |
| Agustus | 2015 | 14525,6047 |
| September | 2015 | 15988,7312 |
| Oktober | 2015 | 15123,5493 |
| Nopember | 2015 | 596,0903 |
| Desember | 2015 | 7098,5142 |

Kesimpulan & Saran

1. Karakteristik jumlah pengunjung Jatim Park I setiap bulan dari tahun 2008-2014 memiliki variasi yang cukup besar. Pada bulan Juni jumlah pengunjung Jatim Park 1 lebih banyak dibandingkan dari bulan lainnya karena pada bulan tersebut merupakan hari libur sekolah panjang bagi murid-murid Sekolah Dasar, Menengah Pertama, hingga Menengah Atas.

2. Model ARIMA terbaik untuk meramalkan data jumlah pengunjung Jatim Park I adalah $ARIMA([1,11,12],0,0)$ dapat dituliskan sebagai berikut:

dengan :

Berdasarkan model matematis di atas diketahui bahwa peramalan jumlah pengunjung Jatim Park 1 dipengaruhi pengamatan pada 1 bulan lalu dan dipengaruhi kesalahan peramalan pada 1, 11, 12 bulan lalu.

3. Hasil ramalan jumlah pengunjung Jatim Park 1 pada tahun 2015 dengan menggunakan model $ARIMA([1,11,12],0,0)$. Jumlah pengunjung Jatim Park 1 paling banyak diperkirakan terjadi pada bulan Januari 2015 yaitu sebanyak 17129,9934 pengunjung dan paling sedikit di bulan Nopember 2015 sebanyak 596,0903 pengunjung.

Saran yang dapat disampaikan kepada pihak Jatim Park 1 adalah melakukan koreksi terhadap kinerja dari Jatim Park 1 baik dari segi pemasaran, segi pengelola, segi fasilitas, segi kreativitas dalam pengembangan wahana baru., karena pada setiap tahunnya labil mengalami penurunan pengunjung.

Saran bagi peneliti selanjutnya adalah mengembangkan metode pengolahan data pada data musiman seperti data pengunjung Jatim Park 1 ini dengan menggunakan metode lainnya agar informasi yang disampaikan semakin luas.



Peramalan Jumlah Pengunjung Jatim Park 1 Menggunakan ARIMA *Box- Jenkins*

Nama : Reshynta Veronica

NRP : 1311.030.081

Dosen Pembimbing:

Dr. Drs. Brodjol Sutijo Suprih Ulama, M.Si

Penguji 1 :

Dr. Irhamah, M.Si

Penguji 2 :

Dr.rer.pol Heri Kuswanto, M.Si

**PROGRAM STUDI DIII
JURUSAN STATISTIKA FMIPA ITS SURABAYA
2015**